Сервис по распознаванию эмоций человека Программный проект

Королев Кирилл Научный руководитель: доцент Кантонистова Елена Олеговна

Высшая Школа Экономики Факультет компьютерных наук Прикладная математика и информатика

30 мая 2022 г.



Содержание

Постановка задачи

Данные

Модели

Мультиклассовая классификация

Логистическая регрессия

SVM

PCA

Аугментация классов

CNN

Метрики



▶ Хотим научиться определять эмоции человека по изображению.



- > Хотим научиться определять эмоции человека по изображению.
- ► Более формально: для заданного изображения требуется дать оценку вероятностей каждого класса: грусть, радость, злость и т.д.



- ▶ Хотим научиться определять эмоции человека по изображению.
- ▶ Более формально: для заданного изображения требуется дать оценку вероятностей каждого класса: грусть, радость, злость и т.д.
- Обучим модель и обернем ее в веб-сервис, который можно использовать в том числе и в качестве АРІ.



- ▶ Хотим научиться определять эмоции человека по изображению.
- ► Более формально: для заданного изображения требуется дать оценку вероятностей каждого класса: грусть, радость, злость и т.д.
- Обучим модель и обернем ее в веб-сервис, который можно использовать в том числе и в качестве АРІ.
- Результаты можно использовать для аналитики, в маркетинговых целях, для анализа поведения и реакции пользователей на какой-либо продукт.



Данные

▶ Датасет для обучения взят с сайта Kaggle. Он представляет из себя 2 директории train и test для обучения и тестирования соответственно. Каждая из них содержит директории под эмоции: happy, neutral, sad, fear, angry, surprise, disgust, c изображениями размера 48x48.



surprise



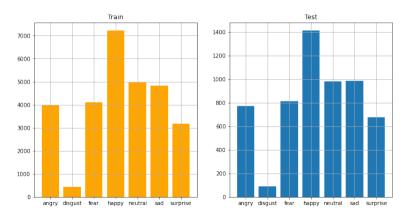






Данные

▶ Распределение классов для обучающей и тестовой выборок выглядит следующим образом.





Содержание

Постановка задачи

Данные

Модели

Мультиклассовая классификация

Логистическая регрессия

SVIV

PCA

Аугментация классов

CNN

Метрики



Мультиклассовая классификация

▶ Допустим у нас есть бинарный классификатор. Возникает вопрос, как построить многоклассовый классификатор на его основе.



Мультиклассовая классификация

- Допустим у нас есть бинарный классификатор. Возникает вопрос, как построить многоклассовый классификатор на его основе.
- Существует несколько подходов, например, One vs Rest, когда мы обучаем L бинарных классификаторов для каждого класса и выбираем тот класс, на котором вероятность максимальна.



Мультиклассовая классификация

- Допустим у нас есть бинарный классификатор. Возникает вопрос, как построить многоклассовый классификатор на его основе.
- Существует несколько подходов, например, One vs Rest, когда мы обучаем L бинарных классификаторов для каждого класса и выбираем тот класс, на котором вероятность максимальна.
- Он в итоге и показал наилучшие результаты.



Содержание

Постановка задачи

Данные

Модели

Мультиклассовая классификация

Логистическая регрессия

SVIV

PCA

Аугментация классов

CNN

Метрики



Логистическая регрессия

▶ Мы хотим предсказывать вероятности классов для изображения. Для мультиклассовой классификации выбор падает на логистическую регрессию, либо на метод опорных векторов. Фичами (или признаками) будут сами пиксели изображения.



Логистическая регрессия

- Мы хотим предсказывать вероятности классов для изображения. Для мультиклассовой классификации выбор падает на логистическую регрессию, либо на метод опорных векторов. Фичами (или признаками) будут сами пиксели изображения.
- Используем логистичестикую регрессию с L2-регуляризацией, то есть в функцию потерь добавляем штраф за большую вторую норму вектора параметров модели.



Логистическая регрессия

- Мы хотим предсказывать вероятности классов для изображения. Для мультиклассовой классификации выбор падает на логистическую регрессию, либо на метод опорных векторов. Фичами (или признаками) будут сами пиксели изображения.
- Используем логистичестикую регрессию с L2-регуляризацией, то есть в функцию потерь добавляем штраф за большую вторую норму вектора параметров модели.
- Построим графики для каждого класса.

















Содержание

Постановка задачи

Данные

Модели

Мультиклассовая классификация Логистическая регрессия

SVM

PCA

Аугментация классов

CNN

Метрики



SVM

В методе опорных векторов существует подход, что если классы не обладают линейной разделимостью, то можно использовать так называемые ядра для создания нелинейного классификатора.



SVM

- В методе опорных векторов существует подход, что если классы не обладают линейной разделимостью, то можно использовать так называемые ядра для создания нелинейного классификатора.
- ▶ Лучше всего себя показала rbf радиальная базисная функция.



SVM

- В методе опорных векторов существует подход, что если классы не обладают линейной разделимостью, то можно использовать так называемые ядра для создания нелинейного классификатора.
- ▶ Лучше всего себя показала rbf радиальная базисная функция.
- Постараемся улучшить качество.



Содержание

Постановка задачи

Данные

Модели

Мультиклассовая классификация Логистическая регрессия SVM

PCA

Аугментация классов CNN

Метрики



► Попробуем уменьшить размерность, чтобы увеличить скорость обучения, разложив наши изображения по некоторому базису главных компонент.



- ► Попробуем уменьшить размерность, чтобы увеличить скорость обучения, разложив наши изображения по некоторому базису главных компонент.
- ▶ РСА по сути сводится к сингулярному разложению матрицы данных.



- ► Попробуем уменьшить размерность, чтобы увеличить скорость обучения, разложив наши изображения по некоторому базису главных компонент.
- ▶ РСА по сути сводится к сингулярному разложению матрицы данных.
- ▶ Опытным путем установили, что лучшая точность достигается при ранге равном 250.



- Попробуем уменьшить размерность, чтобы увеличить скорость обучения, разложив наши изображения по некоторому базису главных компонент.
- ▶ РСА по сути сводится к сингулярному разложению матрицы данных.
- Опытным путем установили, что лучшая точность достигается при ранге равном 250.
- Несколько первых компонент.

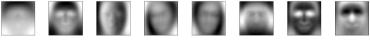






















Содержание

Постановка задачи

Данные

Модели

Мультиклассовая классификация

Логистическая регрессия

SVM

PCA

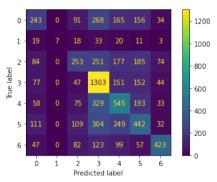
Аугментация классов

CNN

Метрики



▶ Посмотрим на матрицу ошибок. На главной диагонали расположено количество правильных предсказаний для каждого класса.





▶ Выберем классы, на которых больше всего ошибок.



- Выберем классы, на которых больше всего ошибок.
- **В**озьмем изображения из этих классов и, например, отразим их и добавим в выборку, тогда количество сэмплов увеличится вдвое.



- Выберем классы, на которых больше всего ошибок.
- **В**озьмем изображения из этих классов и, например, отразим их и добавим в выборку, тогда количество сэмплов увеличится вдвое.
- ► Наблюдения показывают, что тогда ошибки на этих классах должны уменьшиться. Можно делать и другие преобразования с изображениями.



Содержание

Постановка задачи

Данные

Модели

Мультиклассовая классификация

Логистическая регрессия

SVIV

PCA

Аугментация классов

CNN

Метрики



► Несмотря на улучшения, ассuracy не превосходила 50%.



- Несмотря на улучшения, ассигасу не превосходила 50%.
- **В**озникла идея использовать сверточные нейронные сети, которые лучше всего показывают себя при работе с изображениями.

- Несмотря на улучшения, ассигасу не превосходила 50%.
- ▶ Возникла идея использовать сверточные нейронные сети, которые лучше всего показывают себя при работе с изображениями.
- Архитектура нейронной сети представляет из себя последовательные комбинации следующих слоев: операции свертки, активации, пулинга (pooling) и дропаута (dropout).

▶ Пример классификации изображения из тестовой выборки.





 Особо важно определиться с метриками, чтобы делать выводы о работоспособности моделей и алгоритмов.



- Особо важно определиться с метриками, чтобы делать выводы о работоспособности моделей и алгоритмов.
- ▶ Пока что до этого речь шла только об ассигасу, однако она довольна бесполезна, когда мы имеем дело с несбалансированными классами.



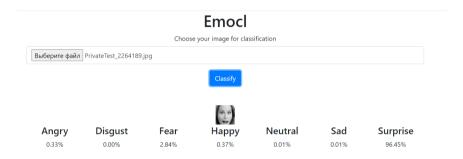
- Особо важно определиться с метриками, чтобы делать выводы о работоспособности моделей и алгоритмов.
- ▶ Пока что до этого речь шла только об ассигасу, однако она довольна бесполезна, когда мы имеем дело с несбалансированными классами.
- ▶ Поэтому при классификации чаще используют precision и recall (или их комбинации).



▶ Итоговые результаты.

	raw log regression	SVM with rbf kernel + PCA	CNN
accuracy	0.36	0.45	57.55
precision	0.33	0.45	63.93
recall	0.36	0.45	50.75





- ▶ Сервис написан на Python в связке с Django для бэкенда и JS для фронтенда.
- > Уже обученная модель нейронной сети хранится на сервере в бинарном виде.



- ▶ Репозиторий с кодом
- Ноутбук 1
- ▶ Ноутбук 2

